一种粗糙集与 DSmT 融合故障诊断方法*

苏艳琴[1]　张光轶[2]　林　健[3]
（1. 海军航空工程学院研究生管理大队　烟台　264001）
（2. 海军航空工程学院科研部　烟台　264001）（3. 91033 部队　青岛　266071）

摘　要　粗糙集和证据理论对处理不确定信息极具优势，结合二者所长，提出一种融合两种算法的故障诊断方法。首先，通过粗糙集理论对冗余的条件属性进行必要约简，然后对约简后的条件属性计算基本概率赋值和规格化并进行 DSmT 合成，最后将以上方法应用在关于某型装备故障诊断中验证其有效性。

关键词　粗糙集；Dezert-Smarandach 理论；故障诊断
中图分类号　TP181；V24　　**DOI**：10.3969/j.issn1672-9730.2014.06.030

Fusion Approach of Fault Diagnosis Based on Rough Set Theory and Dezert-Smarandache Theory

SU Yanqin[1]　ZHANG Guangyi[2]　LIN Jian[3]
（1. Gratduate Student's Management, Naval Aeronautical and Astronautical University, Yantai　264001）
（2. Department of Science Research, Naval Aeronautical and Astronautical University, Yantai　264001）
（3. No. 91033 Troops of PLA, Qingdao　266071）

Abstract　Advantages of rough sets theory and evidence theory for processing uncertain information are combined to establish one fusion approach of fault diagnosis based on the rough sets theory and dezert-smarandache theory. Firstly the abundant condition attribution is reduced through rough sets theory, then evidence combining results of each reduced result are calculated through the basic probability assignment and normalized attribution significance. The diagnosis results are combined by DSmT combining equation. Finally the above method is applied to some equipment diagnosis to verify its effectiveness.

Key Words　rough sets theory, Dezert-Smarandache theory, fault diagnosis
Class Number　TP181；V24

1　引言

装备的故障诊断是装备维修和综合保障中的重要环节，由于高新科技的不断渗入，装备的结构复杂性和使用要求的特殊性等，对装备的故障诊断也提出了新的更高要求。在电子装备的故障诊断中，由于故障部件间的相关性和相互作用，使得故障参数之间相互影响，出现了不确定、不一致和不完备的情况，如何解决不确定数据处理和不确定推理成为困扰装备保障人员的一个难题[1]。

粗糙集理论是一种处理不确定、不一致和不完备数据的理论，而证据理论对不确定性推理具有一定优势，因此开展二者融合是一种适宜的装备不确定故障诊断方法。相对于 Dempster-Shafer(DS)证据理论，Dezert-Smarandache 理论（DSmT）是在 DST 的基础上，于 2002 年由 Dezert 和 Smarandache 提出的 DST 的推广理论。DSmT 不仅能很好地表示和处理不确定信息，而且可以很好地表示和处理冲突信息，其辨识框架中元素的要求也不再是相互排斥的。因此，用元素的交来表示并发故

* 收稿日期：2013 年 12 月 17 日，修回日期：2014 年 1 月 23 日
作者简介：苏艳琴，女，博士研究生，研究方向：信息融合、装备故障诊断及预测等。张光轶，男，博士，助理研究员，研究方向：装备故障诊断及预测等。

?1994-2014 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

障，这就使得并发故障诊断有了理论框架。

2　相关理论

2.1　粗糙集理论

1982 年，波兰数学家 Z. Pawlak 提出的粗糙集理论定义在上近似集和下近似集的基础上[2]。设 U 为有限个对象构成的集合（即论域），R 为 U 上的等价关系，则称为 Pawlak 近似空间；对于任意 $X \subseteq U$，称

$$\underline{R}(X)=\{x\in U \mid [x]_R \subseteq X\}=\bigcup\{[x]_R \mid [x]_R \subseteq X\}$$

$$\overline{R}(X)=\{x\in U \mid [x]_R \cap X \neq \Phi\}$$

$$=\bigcup\{[x]_R \mid [x]_R \cap X \neq \Phi\}$$

$\underline{R}(X)$、$\overline{R}$分别为 X 关于近似空间(U,R)的下近似集和上近似集。其中，$\underline{R}(X)$是包含于 X 中的最大 R 精确集；而$\overline{R}(X)$是包含于 X 中的最小 R 精确集；$BN_R(X)=\overline{R}(X)-\underline{R}(X)$称为 X 的 R 边界域；$POS_R(X)=\underline{R}(X)$称为 X 的 R 正域；$NEG_R(X)=U-\overline{R}(X)$称为 X 的 R 负域。

设四元组 $S=(U,A,V,f)$是一个知识表达系统，其中 U 为论域，A 为属性集，$V=\bigcup_{\alpha\in A}V$，V_α是属性 α 的值域；$f:U\times A\rightarrow V$ 是一个信息函数，它为每个对象的每个属性赋予一个信息值，即 $\forall \alpha\in A$，$x\in U$，$f(x,\alpha)\in V_\alpha$。若 $A=C\cup D$，$C\cap D=\Phi$，C 为条件属性值，D 为决策属性值，则知识表达系统 S 称为决策表[3~4]。其中，定义核等于 $M_{n\times n}$ 中所有简单属性（单个属性）元素组成的集合，即

$$CORE_C(D)=\{\alpha \mid (\alpha\in C)\wedge(\exists c_{ij},((c_{ij}\in M_{n\times n})\wedge(c_{ij}=\{\alpha\}))))\}$$

设决策表 $S=(U,A,V,f)$，$A=C\cup D$，条件属性 C 相对于决策属性 D 的依赖度定义为

$$\nu(C,D)=\frac{card[pos_C(D)]}{card(U)}$$

其中，$pos_C(D)=\bigcup_{X\in U/D}\underline{C}(X)$是 D 在 $IND(C)$中的正域，$card(\cdot)$表示集合的基数。

属性的重要度定义为

$$SGF(a,R,D)=\gamma(R\cup\{a\},D)-\gamma(R,D)$$

2.2　DSmT

1967 年，Dempster 提出证据理论，后来 Shafer 加以扩充和发展，所以也称证据理论为 D-S 证据理论[5~6]。2002 年，Dezert 和 Smarandache 提出 DSmT[5,7]。

设 $U=\{\theta_1,\theta_2,\cdots,\theta_n\}$是一个由 n 个详尽的元素（其中元素可以交叠）组成的有限集合（称之为识别框架 Θ），超幂集 D^U是通过对识别框架 U 中的元素进行并（“$\cup$”）和交（“$\cap$”）的运算产生的集合，满足如下条件：

1）$\phi,\theta_1,\cdots,\theta_n\in D^U$；

2）如果 $A,B\in D^U$，那么 $A\cap B\in D^U$ 和 $A\cup B\in D^U$；

3）只有元素满足条件 1）和条件 2），那么它们才属于 D^U。

幂集 2^U 在 $\cup$ 算子中封闭，而 D^U 在“$\cup$”和交“$\cap$”算子中封闭，则对于任意给定的有限集合 U，始终有基 $card(D^U)\geq card(2^U)$，即$|D^U|\geq|2^U|$，即故我们称 D^U为超幂集[8~9]。

给定一个一般的识别框架 U，定义一个基本概率赋值函数 $m:D^U\rightarrow[0,1]$，与给定的证据源有关，即

$$m(\phi)=0,\ \sum_{A\in D^U}m(A)=1$$

假设同一识别框架 U 下的两条独立的、不确定的和高冲突的信源 B_1和 B_2和定义在 D^U（或 D^U 的任意子集）上的两个广义基本概率赋值函数 $m_1(\cdot)$和 $m_2(\cdot)$，经典 DSm 组合规则 $m_{M^f}(\cdot)\equiv m(\cdot)\triangleq[m_1\oplus m_2](\cdot)$定义为[10]

$$\forall A\neq\phi\in D^U,$$

$$m_{M^f(U)}(f)\triangleq[m_1\oplus m_2](A)=\sum_{\substack{X_1,\cdots X_k\in D^U\\(X_1\cap\cdots\cap X_k)=A}}\prod_{i=1}^{k}m_i(X_i)$$

其中，$m_{M^f(U)}(\phi)=0$。

3　融合故障诊断模型

本文融合粗糙集与 DSmT 进行故障诊断，首先应用粗糙集理论对不确定、不完备的故障信息进行处理，约简冗余的条件属性和属性值，获得约简决策表；然后计算约简条件属性的基本概率赋值，并进行规格化处理，最后应用 DSmT 获得融合推理诊断结果，具体流程如图 1 所示。

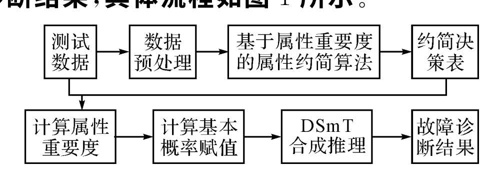


图 1　融合故障诊断流程

4　应用实例

本文以某型机载电台装备的某一故障现象为例，验证以上方法的有效性。表 1 给出常见“电台不受控制”的故障现象，涉及到的故障征兆用条件属性“C”表示，$C=\{+5V$ 电压 C_1，UUT 收信端电压 C_2，UUT 发信端电压 C_3，1553B 总线 $C_4\}$，决策属性 $D=\{\theta_1,\theta_2,\theta_3\}$，“$\theta_1$”代表同步模块，“$\theta_2$”代表

?1994-2014 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

前面板模块故障，"θ_3"代表主控微机模块故障。现已提取 8 次测试数据如表 1 所示，这里第 1～6 次作为诊断样本，第 7 次为正常样本，第 8 次作为验证样本，并根据装备规定正常工作范围划分的区间进行离散化得到原始决策表(表 3)。

表 1　故障样本数据

No.	C_1	C_2	C_3	C_4	C_5	C_6	D
(1)	5.1	27.5	25	22.5	120	50	d_1
(2)	5.0	28.0	35	27.5	180	35	d_1
(3)	5.25	22.5	15	28.5	500	30	d_2
(4)	4.85	30.5	35	28.5	250	110	d_2
(5)	5.0	26.5	100	25.0	170	210	d_3
(6)	4.7	23.0	20	27.0	120	220	d_3
(7)	0	0	0	0	0	0	normal
(8)	5.2	24.5	70	27.5	110	20	d_2

表 2　离散化区间

	0	1	2
C_1	[0,4.9]	[4.9,5.1]	(5.1,+∞)
C_2	[0,26.5)	[26.5,28.5]	(28.5,+∞)
C_3	[0,40)	[40,80)	(80,+∞)
C_4	[0,26.5)	[26.5,28.5]	(28.5,+∞)
C_5	[0,200)	[200,400)	(400,+∞)
C_6	[0,80)	[80,160)	(160,+∞)

表 3　原始决策表

No.	C_1	C_2	C_3	C_4	C_5	C_6	D
(1)	1	1	0	0	0	0	d_1
(2)	1	1	0	1	0	0	d_1
(3)	2	0	0	1	2	0	d_2
(4)	0	2	0	1	1	2	d_2
(5)	1	1	2	0	0	2	d_3
(6)	0	0	0	1	0	1	d_3
(7)	0	0	0	0	0	0	normal
(8)	2	0	1	1	0	0	d_2

表 4　约简决策表

No.	RED_1			RED_2			D
	C_1	C_4	C_6	C_2	C_4	C_6	
(1)	1	0	0	1	0	0	d_1
(2)	1	1	0	1	1	0	d_1
(3)	2	1	0	0	1	0	d_2
(4)	0	1	2	2	1	2	d_2
(5)	1	0	2	1	0	2	d_3
(6)	0	1	1	0	1	2	d_3
(7)	0	0	0	0	0	0	normal

对前 6 次故障数据计算差别矩阵，得相对核 $core=\{C_4,C_6\}$。在差别矩阵中，查找包含相对核的组合包含条件属性"C_1"、"C_2"、"C_3"和"C_5"。然后应用基于属性重要度的属性约简算法，分别数"C_1"、"C_2"、"C_3"和"C_5"的出现次数，发现"C_1"和"C_2"出现"6"次最多，因此得到相对约简，$RED_1=\{C_1,C_4,C_6\}$和 $RED_2=\{C_2,C_4,C_6\}$，约简决策表如表 4 所示。

然后，对应 C_1,C_4,C_6 作为 r_1,r_2,r_3，C_2,C_4,C_6 作为 R_1,R_2,R_3，分别合成证据 r 和 R，故障现象 $\theta_1,\theta_2,\theta_3,\theta_1\theta_3$ 和正常分别作为识别框架的元素 $\Theta1$，$\Theta2$，$\Theta3$，$\Theta4$，$\Theta5$。

由 $RED_1=\{C_1,C_4,C_6\}$ 得到证据的基本概率赋值如表 5 所示。

表 5　基本概率赋值

	$\Theta1$	$\Theta2$	$\Theta3$	$\Theta4$
r_1	0	1	0	0
r_2	0.25	0.5	0.25	0
r_3	0.5	0.25	0	0.25

计算 $RED_1=\{C_1,C_4,C_6\}$ 相对于 D 的属性重要度，得到 $SGF(C_1,D)=2/7$，$SGF(C_4,D)=2/7$，$SGF(C_6,D)=4/7$。然后，归一化处理得权重将其作为基本概率赋值分别为 $\lambda_1=0.25$，$\lambda_2=0.25$，$\lambda_3=0.5$，证据融合结果如表 6 所示。

表 6　RED_1 融合结果

	$\Theta1$	$\Theta2$	$\Theta3$	$\Theta4$
r	0.3125	0.25	0.0625	0.125

计算 $RED_2=\{C_2,C_4,C_6\}$ 的基本概率赋值如表 7 所示。

表 7　基本概率赋值

	$\Theta1$	$\Theta2$	$\Theta3$	$\Theta4$
$R1$	0	0.33	0.33	0.33
$R2$	0.25	0.5	0.25	0
$R3$	0.5	0.25	0	0.25

计算 $RED_2=\{C_2,C_4,C_6\}$ 相对于 D 的属性重要度，得到 $SGF(C_2,D)=6/7$，$SGF(C_4,D)=4/7$，$SGF(C_6,D)=4/7$。然后，归一化处理得权重将其作为基本概率赋值分别为 $\lambda_1=3/7$，$\lambda_2=2/7$，$\lambda_3=2/7$，证据融合结果如表 8 所示。

表 8　RED_2 融合结果

	$\Theta1$	$\Theta2$	$\Theta3$	$\Theta4$
R	0.214	0.357	0..214	0.214

分别对表 6 和表 8 的融合结果应用 DSmT 合成规则，得到诊断结果如表 9 所示。

表 9　DSmT 融合结果

	d_1	d_2	d_3	$d_1\cap d_2$	$d_1\cap d_3$	$d_2\cap d_3$	Normal
$r+R$	0.16	0.19	0.053	0.17	0.076	0.067	0.027

对比可得，$\Theta2$ 对应的"d_2"的故障可能性较大，

(下转第 124 页)

?1994-2014 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

图 1 给出了 20 组仿真测量点的真实均方差、传统矩估计算法结果和动态修正 Bayes 算法结果。由图 1 可以看出，动态 Bayes 算法明显精度高。

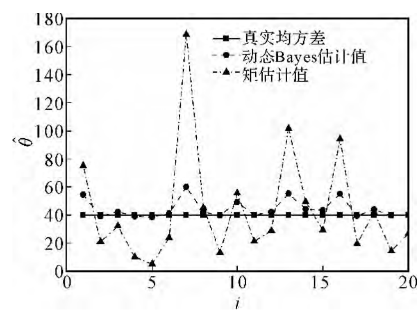


图 1　动态修正 Bayes 算法和传统算法仿真结果

6　结语

基于后验均值是先验均值的加权和，以及样本值是在武器产品不断改进的试验鉴定过程中获得的原理，本研究采用动态修正 Bayes 参数估计法，利用先验信息和后验信息的相对性，将先验信息与当前样本充分结合，由迭代法求得后验均值作为参数估计，解决了由于小样本而导致的用传统矩估计法无法给出有效评估的问题。本文进一步给出了数值算例，结果表明，相对于传统的矩估计，方差的动态修正 Bayes 估计明显提高了估计精度，解决了小样本带来的问题。

参 考 文 献

[1] Berger J. Statistical Decision Theory and Bayesian analysis[M]. 2nd edition, New York: Springer-Verlag, 1985:201-222.

[2] 唐雪梅，张金槐，邵凤昌，等. 武器装备小子样试验分析与评估[M]. 北京：国防工业出版社，2001:12-14.

[3] Sanford A D, Martin G M. Simulation-based Bayesian estimation of an affine term structure model[J]. Computational Statistics and Data Analysis, 2005, 49(2): 527-554.

[4] 蔡洪，张士峰. Bayes 试验分析与评估[M]. 长沙：国防科技大学出版社，2004:73-77.

[5] 张金槐，刘琦，冯静. Bayes 试验分析方法[M]. 长沙：国防科技大学出版社，2007:6-9.

[6] Zellner A. Information processing and Bayesian analysis[J]. Journal of Econometrics, 2002, 107:41-50.

[7] 黄守训，王立红，田颖，等. 舰炮武器系统试验与鉴定[M]. 北京：国防工业出版社，2005:22-29.

[8] 郑锦，武翰文. Bayes 序贯决策法在舰炮武器系统试验中的应用[J]. 计算机与数字工程，2009, 37(8): 169-172.

[9] 刘奎永，黄守训，郝瑞云. 序贯分析法在舰炮武器试验中的应用[J]. 火力与指挥控制，2004, 29(1): 98-102.

[10] 尹江丽，侯妍. 数理统计方法在弹道一致性评定中的应用研究[J]. 兵工自动化，2010, 29(2): 30-33.

（上接第 119 页）

与测试结果一致，验证本文方法的有效性。

5　结语

本文提出一种融合粗糙集和 DSmT 的故障诊断方法，对不确定、非精确信息具有一定的处理优势，并通过实例验证其有效性，从而为信息融合方法在装备故障诊断领域的应用提供了一条新的途径。

参 考 文 献

[1] 段学刚. 航空电子装备维修概论[M]. 北京：国防工业出版社，2010.

[2] Z. Pawlak. Rough sets[J]. International Journal of Information and Computer Science, 1982, 11: 341-356.

[3] 苗夺谦，李道国. 粗糙集理论、算法与应用[M]. 北京：清华大学出版社，2008.

[4] 孙秋野，张化光，刘贺男. 基于粗糙集的变压器故障诊断方法研究[J]. 仪器仪表学报，2006, 27(6): 385-386.

[5] 何友，王国宏，关欣，等. 信息融合理论及应用[M]. 北京：电子工业出版社，2010.

[6] Dempster A. Upper and Lower Probabilities induced by multivalued mapping[J]. Ann. Math. Statist., 1967, 38: 325-339.

[7] F. Smarandache, J. Dezert. Advances and applications of DSmT for information Fusion[M]. Rehoboth: American Research Press, 2006: 3-10.

[8] 蒋海娜. 基于 Desert-Smarandache 理论的故障诊断信息融合方法[D]. 杭州：杭州电子科技大学，2009.

[9] 朱月君，张清华，邵龙秋，等. D-S 证据理论在并发故障诊断技术中的研究进展[J]. 茂名学院学报，2009, 6(19): 55-59.

[10] 李植良，徐晓滨，文成林. 基于扩展证据理论的并发故障诊断方法[J]. 杭州电子科技大学学报，2008, 6(28): 107-110.

?1994-2014 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net